# Research on Gait Detection System Based on Piezoelectric Array and ACO-Elman Neural Network*

CHEN Meiyi[1,2], ZHANG Jiahong[1,2*], QI Boyu[2], MENG Hui[2], ZHU Han[2]
(1.Jiangsu Collaborative Innovation Center on Atmospheric Environment and Equipment Technology, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing Jiangsu 210044, China;
2.School of Electronics and Information Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing Jiangsu 210044, China)

**Abstract**: In view of the ability of piezoelectric sensor to sense the dynamic changes of pressure, the flexible polyvinylidene fluoride (PVDF) piezoelectric film array is used as the plantar pressure detection unit, and the characteristic parameters such as period, frequency, and intensity of the measured pressure waveform are extracted as the input information of the ant colony algorithm optimized Elman (ACO-Elman) neural network, and then the classification and detection of basic gait activities such as standing, walking, running, and falling of the human body is achieved through the training and learning of neural network. Experimental test results show that different gaits have their own characteristics. The gait detection system based on piezoelectric array and neural network achieves high accuracy in predicting and categorizing basic human activities, and the overall accuracy rate exceeds 85%.

**Key words**: gait detection; piezoelectric sheet array; plantar pressure detection; ACO-Elman neural network; predict and classify
**EEACC**: 8100; 7230 **doi**: 10.3969/j.issn.1005-9490.2023.01.043

# 基于压电阵列与 ACO-Elman 神经网络的步态检测系统研究*

陈美意[1,2], 张加宏[1,2*], 祁博宇[2], 孟 辉[2], 朱 涵[2]
(1.南京信息工程大学, 江苏省大气环境与装备技术协同创新中心, 江苏 南京 210044;
2.南京信息工程大学, 电子与信息工程学院, 江苏 南京 210044)

**摘 要**: 鉴于压电传感器能够感测压力动态变化, 采用柔性聚偏氟乙烯(PVDF)压电薄膜阵列作为足底压力检测单元, 并提取其测得的压力波形中周期、频率、强度等特征参数作为蚁群算法优化的艾尔曼(ACO-Elman)神经网络的输入信息, 通过神经网络训练学习, 进而实现人体站立、行走、跑步、跌倒等基本步态活动的分类检测。实验测试结果表明: 不同的步态具有各自的特点, 基于压电阵列与神经网络的步态检测系统对人体基本活动的预测分类具有较高的准确性, 总体正确率超过 85%。

**关键词**: 步态检测; 压电薄膜阵列; 足底压力检测; ACO-Elman 神经网络; 预测分类
**中图分类号**: TN384; TP212 **文献标识码**: A **文章编号**: 1005-9490(2023)01-0261-07

步态包含人体运动过程中身体的姿态变化信息[1-2], 对于人体健康状况评估与某些疾病的预测具有重要意义, 而从人体运动行为中获取步态特征实现自适应检测则是步态识别的关键。相对于其他生物特征识别技术, 步态识别技术具有非侵害检查、难以隐瞒、不易混淆等优点, 因此已经引起人们的广泛关注。目前步态检测技术主要分为带有复杂图像处理软件的成像技术[3-4]与足底压力分布检测技术[5-7]。前者使用摄像机采集人体步态图像信息生成步态数据库, 然后利用深度学习交叉识别方法对所有视图进行训练构建对比网络, 再将后续采集的图像信息输入神经网络处理, 比对出当前人体步态信息[8-9]。后者则利用位于足底的多路压阻传感器或压电传感器采集不同频率下人体的步态波形, 从波形中提取相关特征参数构建神经网络模型, 再对输入数据进行预测, 可精准判断人体姿态[10-11]。

从低成本与可穿戴的角度出发, 通过足底压力分布检测技术来判断人体步态具有重要的研究价值[12]。为此, 本文将低成本的压电 PVDF 薄膜传感器阵列布置在鞋垫内, 利用其对人体站立、步行、跑

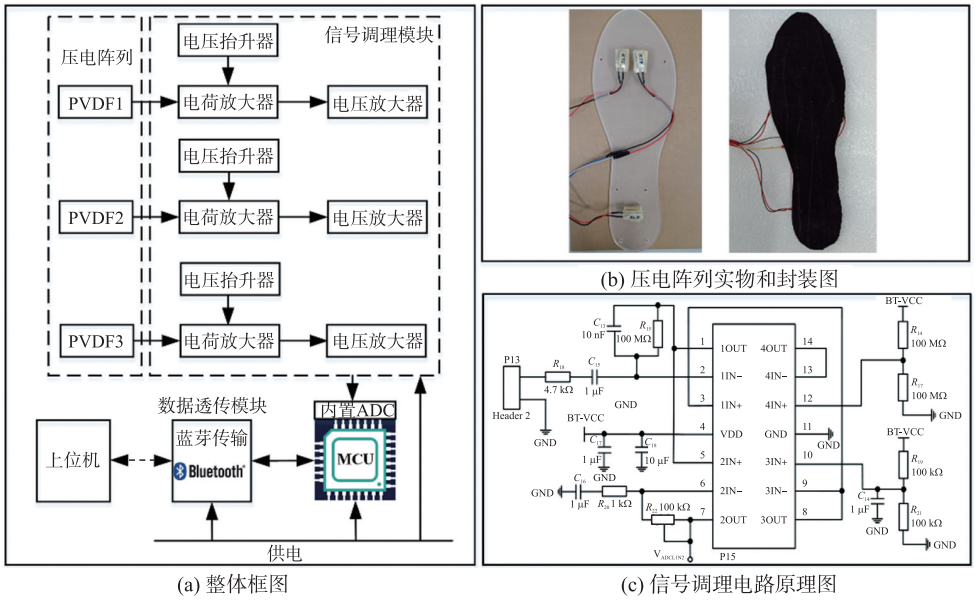
**项目来源**: 国家自然科学基金项目(41875035); 江苏高校品牌专业建设工程二期项目(电子信息工程); 江苏高校优势学科 III 期建设工程资助项目(PAPD); 教育部产学合作协同育人项目(202102281011)
**收稿日期**: 2022-03-18 **修改日期**: 2022-04-24

步和跌倒等步态活动进行检测,在提取波形的步态特征参数之后,利用蚁群算法(Ant Colony Optimization,ACO)优化 Elman 神经网络进行训练,进而对步态进行有效识别,该系统可以实现可穿戴式检测、无线数据传输、显示与存储的功能,对于相关研究有参考价值。

## 1 步态检测系统硬件设计

步态检测系统硬件设计框图如图 1(a)所示,主要包含压电阵列、信号调理模块以及数据透传模块。其中压电阵列选用低成本的 PVDF 压电薄膜传感器,它们以鞋体为主要支撑,封装在鞋垫内构成足底压力检测装置。足底 PVDF 压电薄膜阵列能够检测人体静息和运动状态下的压力变化情况,主要表现在输出波形上的变化,且运动频率与输出波形峰值存在一定的线性关系,因此可通过分析输出波形获取此刻人体运动状态信息。足底点位包括足跟、足中、第 1 跖骨至第 5 跖骨、第 1 趾骨至第 5 趾骨等。根据足底压力分布测试的结果[13],如图 1(b)所示,压电传感器最佳放置点位挑选为足跟、第 2 跖骨、第 3 跖骨处,传感器尺寸为 2 cm×1.5 cm×1 cm,通过导电胶粘结电极上下表面将压电薄膜两端电极引出。

由于足底 PVDF 压电薄膜输出的电荷信号微弱,必须设计匹配的调理电路将微弱电荷转换成电压信号并放大[14],本文设计的信号调理电路如图 1(c)所示,它由 TLC2254 四路轨到轨微功耗运放芯片及其外围电路组成。利用 TLC2254 的第一级运放及电容、电阻构成高输入阻抗、高增益的电荷放大器。PVDF 压电薄膜受力产生的电荷由 P13 口输入,经电荷放大器差分放大与转换可产生毫伏级的电压,仍需要电压放大器实现信号放大,因此将第二级运放设计成电压放大器。考虑到不同体重人群产生的步态信号强度不同,采用滑动变阻器 *R*22 可以动态调整电压增益。第三级运放设计成电压跟随器,其输出电压接入电荷放大器的同相输入端起到电压抬升器的作用,可消除负电压,同时实现放大器之间的阻抗匹配。经过该信号调理电路之后输出的电压范围为 0 V~3 V,满足模数转换器(Analog-to-Digital Converter,ADC)的电压检测范围,将电压信号输入至微控制器(Micro Controller Unit,MCU)内置的 ADC2 通道。MCU 负责提取用于人体步态活动判别的压力波形和特征参数,并通过蓝牙模块将结果透传至上位机显示,通过上位机发出命令唤醒 MCU。




(a) 整体框图 (b) 压电阵列实物和封装图 (c) 信号调理电路原理图

**图 1 步态检测系统硬件设计**

## 2 步态检测系统软件与算法设计

### 2.1 行走过程分析与算法流程设计

人体行走时主要包括摆动阶段和姿态阶段。根据脚掌与地面接触区域不同,姿态阶段可划分为如图 2 所示的三个阶段,即 I 阶段脚跟着地、II 阶段脚掌整体着地和 III 阶段脚尖推进。I 阶段人体身体后倾,身体重量大部分落在足跟上。II 阶段人体身体直立,脚掌整体接触地面,足中受力到达顶峰,且跖骨和趾骨开始受力。III 阶段人体身体前倾,身体体重主要作用于前足和中足上,产生向前的推力使得人体前进。而人体跌倒时足底压力曲线则表现出如下特性:①足底压力曲线剧烈变化,压力值下降到至未穿鞋状态的幅值;②足底压力值将在一个阶段

内维持未穿鞋状态的幅值。上述压力信号变化在输出波形曲线上可以被直观地发现,但对于软件识别系统则需要选择合适的特征参数区别人体不同的运动行为。因此,本文将根据压电薄膜阵列测量的连续压力数据波形来提取步态特征,构成合适特征参数矩阵表征人体步态。

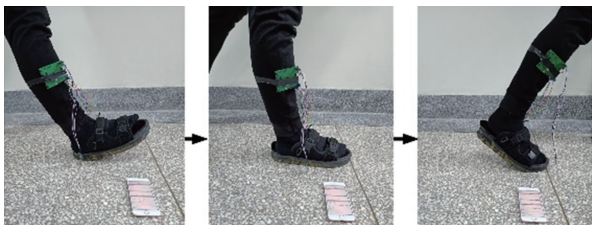


**图 2　穿戴足底压力检测装置的人体运动姿态三阶段**

步态检测算法设计流程主要包括数据预处理、波峰波谷检测、特征参数提取和分类识别四部分。其中数据预处理采用 FIR 滤波算法对输入的数据进行噪声滤除,减小数据波形中毛刺带来的干扰,其次利用波峰波谷检测算法定位出波形中波峰波谷的索引。如图 3 所示,若峰谷差值小于阈值,说明当前索引的波峰或者波谷为毛刺,反之则以峰峰间隔为特征参数的滑动检测窗口提取步态特征参数。对特征参数进行归一化处理并利用分类识别算法进行检测分类,根据分类结果得出当前人体的步态。

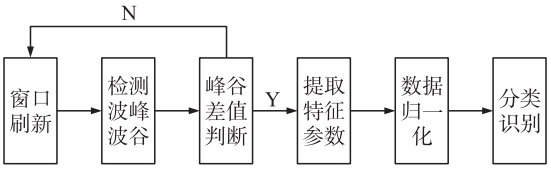



**图 3　步态检测算法流程图**

## 2.2　多维特征参数分析与提取

算法对步态的识别程度取决于样本特征参数、分类模型选择、分类器等方面,对原始波形中特征参数提取是解决人体步态检测的前提。图 4 给出了一个完整的人体运动周期输出波形,当人体静止站立时压电薄膜传感器的电压输出为站姿基准线,在站姿基准线以上的部分,波形从第一次显著上升沿开始到第二次显著上升沿开始记为一个运动周期 $T$。

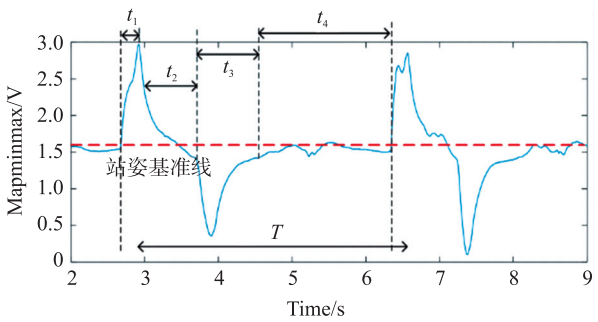



**图 4　典型步态波形**

整个周期划分为 $t_1$,$t_2$,$t_3$ 和 $t_4$ 四个阶段。$t_1$ 表示人体开始对足部压电传感器施加压力,该时刻存在一个峰值点且对应压力极大值。$t_2$ 表示人体足部逐渐松开压电传感器的过程,该时刻压力值慢慢减小。$t_3$ 表示人体完全松开压电传感器的过程,该时间由于传感器存在向上的形变,压力值对应输出一个最低点。$t_4$ 时刻表示人体摆动的过程,该时刻压力曲线相对平稳,无其他异动。

由于压电阵列为多路 PVDF 薄膜传感器波形输出,在人体由足跟着地到脚趾离地的过程中,输出波形上表现出周期与频率接近且存在相位差的特点。一般提取特征参数前需明确数据采样“滑动窗口”[13]。代码编写设计时,以每路压电薄膜传感器输出波形的周期 $T$ 作为各自滑动窗口设置,忽略多路传感器输出波形存在的相位差以减小代码冗余。

①周期 $\bar{T}$ 和 $\bar{f}$

若要获取运动周期 $T$,则需通过标记周期内起始点作为特征点进行索引。如式(1)所示,有 $x$ 路采集数据,将采集的运动数据电压值记为 $X[i_x]$,$k$ 为采样间距,$M$ 和 $N$ 分别为向前采样点和向后采样点的差分阈值,经调试验算,需取 $k$ 为 2 000,$M$ 为 0.253 4,$N$ 为 0.076 2,可得到周期起始特征点。

$$\begin{cases} X[i_x+k]-X[i_x]>M \\ X[i_x]-X[i_x-k]<N \end{cases} \tag{1}$$

当存在一个 $X[i_x]$ 满足上式特点,索引 $i_x$ 便被标记出来存入缓冲 buff,然后继续从索引 $i_x$ 往后作比较,当位置 $i_x$ 后再一次出现位置 $j_x$ 满足上述条件,则将 $j_x$ 标记出来再次存入 buff。由此便可得每路压电薄膜输出波形的周期 $T$ 和频率 $f$,再对三路输出压力波形周期 $T$ 和 $f$ 求均值,得到特征参数 $\bar{T}$ 和 $\bar{f}$。

$$\begin{cases} \bar{T}=\dfrac{\sum_{x=1}^{3}(X[j_x]-X[i_x])}{3} \\ \bar{f}=\dfrac{1}{\bar{T}} \end{cases} \tag{2}$$

②周期的标准差 $T_\sigma$

PVDF 柔性压电薄膜阵列包含三路,$T_\sigma$ 是表示多路元件输出波形周期 $T$ 的标准差,见式(3)。

$$T_\sigma=\sqrt{\frac{\sum_{x=1}^{3}(T_x-\bar{T})^2}{3}} \tag{3}$$

③站姿基准线 $\bar{G}$

人体抬脚与踩踏在压电薄膜上,传感器输出的波形存在幅值上的差异,可用于判断人体是否处于站立状态,式(4)中 $x$ 表示窗口期采集的数据个数,

$\bar{G}$ 表示三路压电输出站姿基准值均值。

$$\bar{G}=\frac{1}{3}\left(\frac{\sum_{i_1=1}^{x}X[i_1]}{x}+\frac{\sum_{i_2=1}^{x}X[i_2]}{x}+\frac{\sum_{i_3=1}^{x}X[i_3]}{x}\right) \tag{4}$$

④传感器数据强度 $\bar{E}$

传感器数据强度 $\bar{E}$ 是指窗口期内采集到各路波形数据的均值，$\bar{E}$ 可以表征运动过程中足底压力变化的剧烈程度，可用于判断人体是否处于跌倒的状态，此状态下输出与未穿鞋时幅值相近。

### 2.3 神经网络结构设计

以 Elman 神经网络作为步态检测分类器，它是具有局部记忆单元和局部反馈连接的前向神经网络，主要结构是前馈连接，包括输入层、隐含层、输出层，其连接权值可进行学习修正[15]。对于步态检测而言，特征参数有周期 $\bar{T}$、频率 $\bar{f}$、周期标准差 $T_\sigma$、站姿基准线 $\bar{G}$ 和传感器强度 $\bar{E}$，因此神经网络输入层神经元数目确定为 5，隐含层和承接层神经元数目相同，数目确定为 8；神经网络的输出对应步态信息，包含站立、步行、跑步和跌倒四种状态。其中步行与跑步以频率 1.5 Hz 为分界线，站立以站姿基准线为标准，跌倒以无人状态的数据为基准线。输出结果以 Y1 和 Y2 表示，例如输出 10 表示步行，01 表示跑步，11 表示站立，00 表示跌倒，因此输出神经元个数确定为 2。最终，确定神经网络结构层数为 5-8-8-2，如图 5 所示。

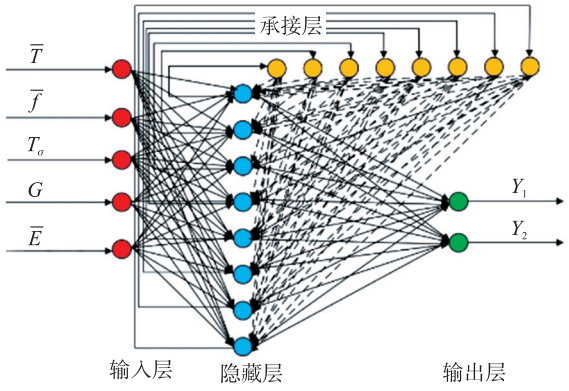



**图 5 Elman 神经网络拓扑结构图**

### 2.4 ACO 算法优化 Elman 神经网络

设 Elman 神经网络有 $Z$ 个权值和阈值，每个权值或阈值有 $n$ 个数值可供选择，数值是[-1,1]的随机值，组成集合 $I_{pi}(1\leqslant i\leqslant Z)$ 状态转移概率为：

$$P_j[\tau jk(I_{pi})]=\frac{\tau j(I_{pi})}{\sum_{t=1}^{n}\tau t(I_{pi})} \tag{5}$$

式中：$\tau j(I_{pi})$ 为集合中元素 $j$ 的信息素值，在初始时刻释放 $m$ 只蚂蚁，蚂蚁 $k(1\leqslant k\leqslant m)$ 从集合 $I_{pi}$ 出发，根据式(5)的状态转移概率在集合 $I_{pi}$ 中选择元素 $j$。每只蚂蚁从各个集合中挑选，集合 $I_{pi}(1\leqslant i\leqslant M)$ 中的每个元素进行信息素更新的公式：

$$\begin{cases}\tau_j(I_{pi})(t+1)=(1-\rho)*\tau_j(I_{pi})(t)+\Delta\tau_j(I_{pi})\\ \Delta\tau_j(I_{pi})=\sum_{t=1}^{m}\Delta\tau jt(I_{pi})\end{cases} \tag{6}$$

式中：$\Delta\tau jt(I_{pi})$ 为第 $t$ 只蚂蚁在本次循环中留在集合 $I_{pi}$ 中元素 $j$ 上的信息素量 $\frac{Q}{e_t}$，$e_t$ 为第 $t$ 只蚂蚁训练神经网络得到的实际输出与期望间的误差。

图 6 给出了蚁群算法 ACO[16] 优化 Elman 神经网络初始权值和阈值的流程。

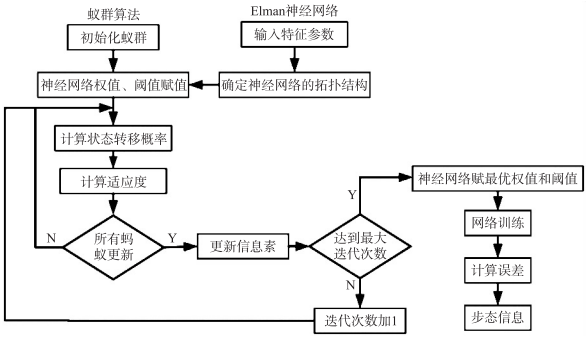



**图 6 蚁群算法优化 Elman 神经网络流程图**

①参数初始化：设置集合 $I_{pi}$ 中元素 $j$ 的初始信息素值，蚂蚁数量 $m$，信息素挥发系数 $\rho$，信息素增量强度系数 $Q$，最大迭代次数 $H$。

②蚂蚁选择参数：$m$ 只蚂蚁按照状态转移概率公式(5)从各集合中挑选元素，每只蚂蚁挑选的所有元素组合构成了神经网络一组初始权值和阈值。

③当 $m$ 只蚂蚁都完成一次循环后，利用步骤(2)中选取的 $m$ 组初始权值、阈值训练神经网络，计算网络的输出误差即适应度。

④根据式(6)对集合 $I_{pi}(1\leqslant i\leqslant M)$ 中的每个元素进行信息素更新。

⑤重复步骤(2)、(3)、(4)直至最大迭代次数 $H$。

⑥将蚁群算法选出的一组最优初始解作为神经网络的初始权值。

## 3 实验测试与结果分析

### 3.1 不同步态足底压力波形特征分析

步态测试实验规范如下：①告知测试者实验流程及须知；②记录测试者性别、身高与体重三要素；③按照要求穿上鞋并保持脚掌与传感器点位完全接触；④通过示波器观测压电元件输出波形，待输出波形稳定开始测验；⑤测试者按照指令执行对应的动作完成站立、步行、跑步和跌倒这四种动作；⑥实验数据保存在微处理器缓冲区，实验结束后利用缓冲区的波形特征

数据对人体活动进行判别。

图 7 展示了男女测试者穿上鞋完成站立、步行、跑步与跌倒四种步态活动对应压电阵列的输出压力波形。每路波形中纵坐标代表 ADC 数值经归一化后的结果,横坐标表示窗口期即 10 s 的采样时间。图 7(a)给出了男女测试者穿上鞋到站立不动的过程,当人体静止时,压力波形便趋向于平稳,此刻波形均值保持在“站姿基准线”位置,且由于人体足部受力的原因,每路传感器的站姿基准线输出幅值上存在细微差异。图 7(b)表示人体由站立到步行的过程,此时可以看到每路传感器输出波形均存在明显的周期。图 7(c)对应人体由步行开始跑步的过程,当人体跑步频率加快时,峰与峰之间的间距逐渐减小,缓冲波形 $t_3$ 和 $t_4$ 时间段缩短甚至只存在 $t_1$ 和 $t_2$ 波段的过程。图 7(d)是人体步行时不小心跌倒的过程,当人体跌倒时,波形变得平滑且数值低于站姿基准线。由实验检测结果可见,根据足底压力波形特征可以有效判断出此刻人体的步态信息。

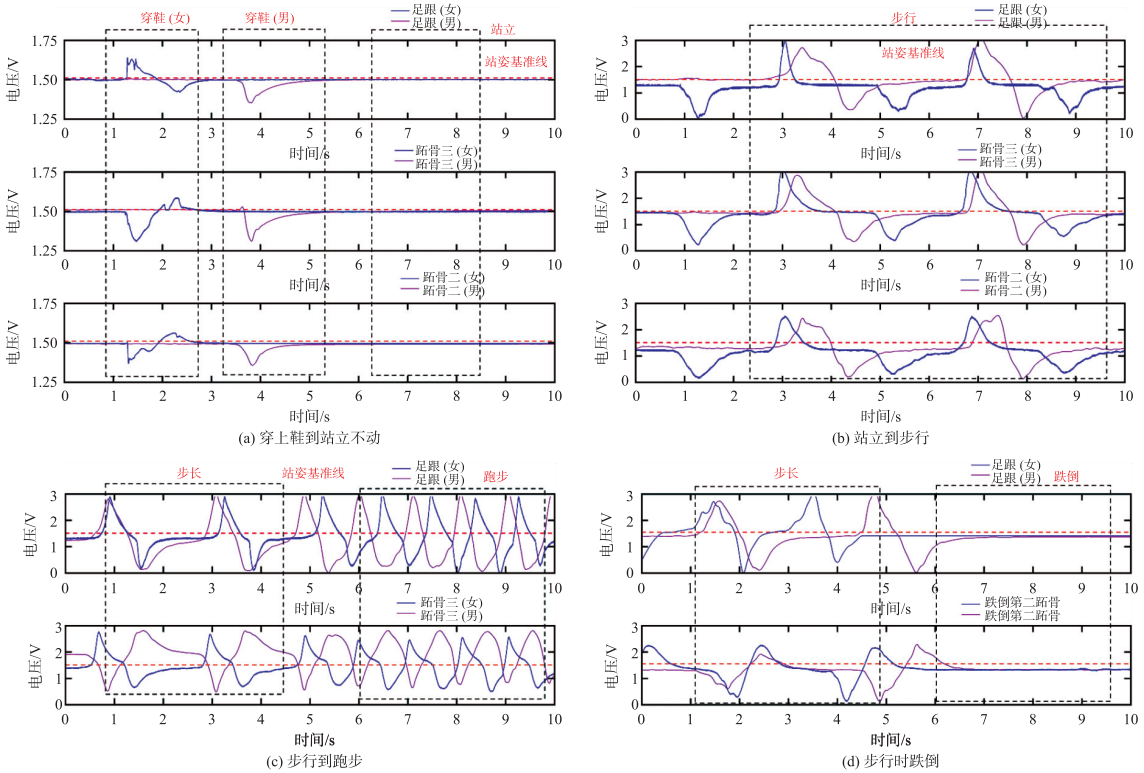


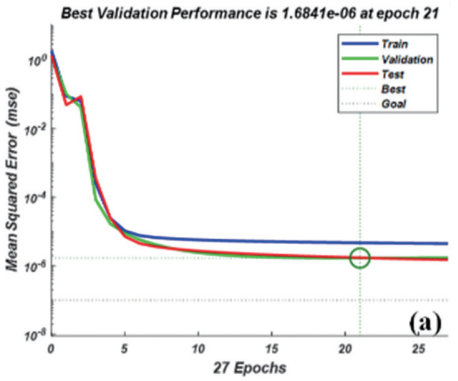

**图 7　人体站立、步行、跑步和跌倒过程压力输出波形**

### 3.2　神经网络训练

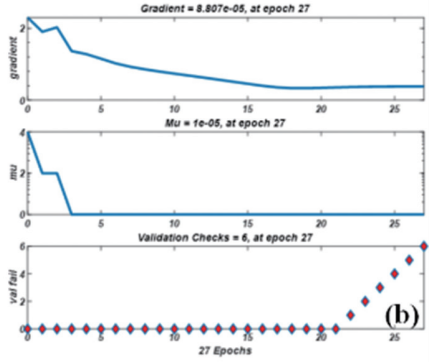
根据步态特征的提取方法,从测试者步态波形中均匀提取 40 组特征参数,每组特征参数含有五个特征参数,共 200 组数据并将其作为训练样本 A,进行神经网络模型的迭代训练,得出最佳收敛情况的权值与阈值,并以此构建 ACO-Elman 神经网络模型[15-16]。训练之前对基本参数进行设定:网络学习率为 0.01,附加动量因子为 0.9,最大迭代次数为 1 000,训练目标最小误差为 $1\times10^{-7}$。图 8(a)表示神经网络训练误差下降曲线,神经网络均方误差在第 21 次迭代后达到最佳结果为 $1.684\ 1\times10^{-6}$,图 8(b)是迭代训练的细节相关参数,gradient 表示训练时梯度下降过程,mu 表示误差减小率,val fail 表示训练最大失败次数,若训练次数超过还未成功则停止训练。

### 3.3　模型评估

神经网络模型构建完成,下面通过实验提取步态特征参数进行神经网络分类算法的验证。具体地,从测试者步态波形中均匀提取 20 组特征参数,每组特征参数含有五个特征参数,共 100 组数据并将其作为测试样本 B,进行 ACO-Elman 神经网络算法的效果验证。最终,神经网络输出 4×100 矩阵,矩阵中每一列最大数值代表模型判断分类的类别,例如[-1.004 3,-0.995 6,1.009 0,-1.005 3]中第三个数 1.009 0 最大,那么模型就认为输出结果为第三类即人体处于跑步状态,最终输出 Y1 和 Y2 输出 01。根据神经网络输出的 4×100 矩阵绘制分类模型的混淆矩阵,图 9(a)表示其中一名男性的测试结果,图 9(b)表示其中一名女性的测试结果。图中横坐标中 1~4 分别表示实际人体的站立、行走、跑步和跌倒四种步态,纵坐标中 1~4 则表示四种步态的预测标签,矩阵中数值表示该标签样本被分类到各类标签。

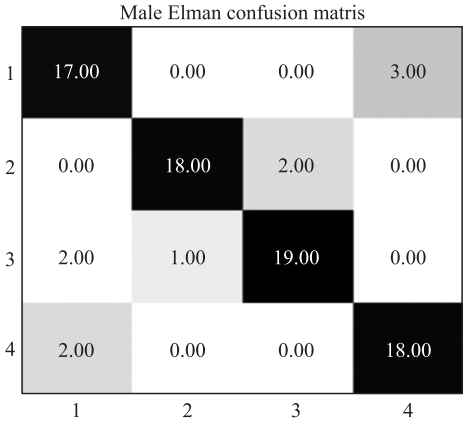



(a) 神经网络训练误差下降曲线

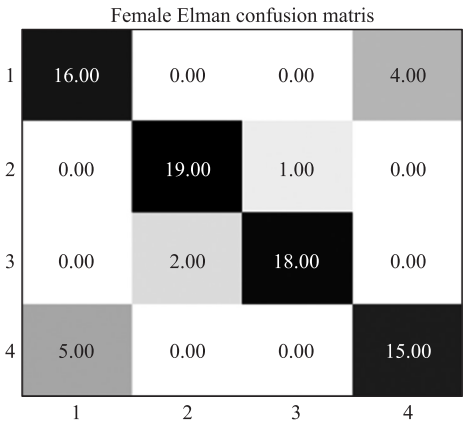



(b) 训练迭代相关参数

**图 8 神经网络迭代训练过程**




(a) 男性的输出混淆矩




(b) 女性的输出混淆矩阵

**图 9 不同性别输出结果的混淆矩阵**

混淆矩阵对角线上的值表示神经网络模型正确分类的样本个数,其余的数值表示模型分类错误的个数[14,17]。从图中可以直观观察出步态的分类情况:第 3 类即跑步步态分类正确的数目最多,第 1 类即站立步态分类正确的数目较低,且女性在跌倒和站立步态上分类错误大于男性。经分析,这可能是由于“站姿基准线”与跌倒曲线幅值相似的原因。进一步地,根据模型输出结果中不同类别的步态分类情况,利用正确率、精确度、敏感度以及特异性等判别标准进行计算,计算结果如表 1 所示,表中以 A,B,C,D 分别表征站立、步行、跑步和跌倒的四种步态,M 表示各类判别指标的均值。

**表 1 相关评估指标结果**

| | 步态类别 | Sensitivity/% | Specificity/% | Precision/% | Accuracy/% |
|---|---|---|---|---|---|
| male | A | 85.0 | 96.7 | 89.5 | 93.8 |
| | B | 90.0 | 98.3 | 94.7 | 96.3 |
| | C | 95.0 | 96.7 | 90.5 | 96.3 |
| | D | 90.0 | 95.0 | 85.7 | 93.8 |
| | M | 90.0 | 96.7 | 90.1 | 95.1 |
| female | A | 80.0 | 91.7 | 76.2 | 88.8 |
| | B | 95.0 | 96.7 | 90.5 | 96.3 |
| | C | 90.0 | 98.3 | 94.7 | 96.3 |
| | D | 75.0 | 93.3 | 78.9 | 88.8 |
| | M | 85.0 | 95.0 | 85.1 | 92.5 |

采用上述多类型判别指标对步态检测性能进行评价[13-14],男性总体检测灵敏度、精确度、特异性和准确率均值分别为 90%,90.1%,96.7%和 95.1%,女性总体检测灵敏度、精确度、特异性和准确率均值分别为 85%,85.1%,95%和 92.5%,不同性别的实验对象存在一些差异,这与测试者的年龄、体重等因素影响也有关联,检测总体指标平均值超过 85%。步态检测的目标是实时检测人体的步态信息并刷新出来,对于某一时刻出现的判别失误也会在下一窗口期内进行调整。判别错误主要集中对于跌倒情况和站立的时刻,对于运动人体来说,出现站立不动和跌倒的情况较少,若在长时间处于站立和跌倒的情况,反而不存在两步态互相干扰导致判别错误的情况,检测系统的判别准确率必定提高。总体上该步态检测算法基本上满足常规步态的识别检测要求,具有一定的可行性和参考价值。

## 4 结论

本文设计完成了基于压电阵列与神经网络的步态检测系统,该系统以 PVDF 压电薄膜为核心,采用

压电传感器阵列收集人体运动时步态信息,通过分析多路压电薄膜输出压力波形的特征,提出一种利用特征参数和传感器强度等信息的方法表征运动波形,然后采用蚁群算法优化 Elman 算法用于步态分类,可以对人体站立、步行、跑步、跌倒四种步态活动进行检测。通过实验验证算法步态检测总体指标平均超过 85%,具有一定的可行性和参考价值。

## 参考文献:


[1] 王科俊,丁欣楠,邢向磊,等. 多视角步态识别综述[J]. 自动化学报,2019,45(5):841-852.

[2] Zhang Y,Yan W,Yao Y,et al,Prediction of Freezing of Gait in Patients with Parkinson's Disease by Identifying Impaired Gait Patterns[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering,2020,28(3):591-600.

[3] Kumar P,Mukherjee S,Saini R,et al. Multimodal Gait Recognition with Inertial Sensor Data and Video Using Evolutionary Algorithm[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems,2018,27(5):956-965.

[4] 李昆仑,汪 滢,熊婷. 基于三维动态步态的身份识别方法仿真[J]. 科学技术与工程,2016,16(6):76-80.

[5] Hamid R,Wijesundara S,Mc Millan L,et al. Development of a Wearable Plantar Force Measurement Device for Gait Analysis in Remote Conditions[C]//2017 39th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society,Jeju,South Korea,IEEE,2017:139-142.

[6] 郑成闻,宋全军,佟丽娜,等. 一种柔性双足压力检测装置与步态分析系统设计研究[J]. 传感技术学报,2010,23(12):1704-1708.

[7] 熊毅超,李晓欧,周志勇. 基于步态检测算法的辅助行走系统设计[J]. 数据采集与处理,2020,35(4):781-790.

[8] He Y,Zhang J,Shan H,et al. Multi-Task GANs for View-Specific Feature Learning in Gait Recognition[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security,2018,14(1):102-113.

[9] 支双双,赵庆会,唐琎. 多层语义融合 CNN 的步态人体语义分割[J]. 中国图象图形学报,2019,24(8):1302-1314.

[10] Howell A M,Kobayashi T,Hayes H A,et al. Kinetic Gait Analysis Using a Low-Cost Insole[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering,2013,60(12):3284-3290.

[11] Sun F,Mao C,Fan X,et al. Accelerometer-Based Speed-Adaptive Gait Authentication Method for Wearable IoT Devices[J]. IEEE Internet of Things Journal,2018,6(1):820-830.

[12] Abdelhady M,van den Bogert A J,Simon D,et al. A High-Fidelity Wearable System for Measuring Lower-Limb Kinetics and Kinematics[J]. IEEE Sensors Journal,2019,19(24):12482-12493.

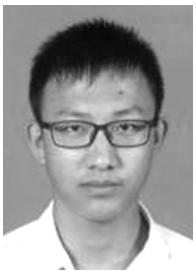
[13] 强家辉. 基于足底压力感知的跌倒行为检测系统设计[D]. 南京:东南大学,2018.

[14] 孟辉,张加宏,李敏,等. 基于 IPSO-BP 神经网络与 BCG 信号的冠心病预测分类研究[J]. 传感技术学报,2020,33(10):1379-1385.

[15] 谢国民,穆艳祥. ACO-ENN 算法在高压直流输电线路故障测距中的应用[J]. 传感器与微系统,2020,39(1):157-160.

[16] 王朱锁,张军朝,张俊虎,等. 基于 DSP 的改进蚁群二阶段 MPPT 控制器设计[J]. 电子器件,2019,42(6):1399-1404,1409.

[17] 张加宏,孟辉,谢丽君,等. 基于心冲击图和 BP 神经网络的心率异常分类研究[J]. 数据采集与处理,2021,36(3):565-576.

**陈美意**(2000—),男,汉族,江苏盐城人,现为南京信息工程大学本科学生,第一作者,主要从事模拟集成电路等相关研究工作,3137688763@qq.com;



**张加宏**(1979—),男,博士,现为南京信息工程大学副教授,硕士研究生导师,通讯作者,主要从事微纳电子机械系统与嵌入式系统技术等相关研究工作,zjhnuist@163.com。